



拓扑安全熵和熵梯度场的系统故障演化方向研究

崔铁军, 王重鑫, 李莎莎

引用本文:

崔铁军, 王重鑫, 李莎莎. 拓扑安全熵和熵梯度场的系统故障演化方向研究[J]. *智能系统学报*, 2026, 21(3): 776-782.

CUI Tiejun, WANG Chongxin, LI Shasha. System fault evolution direction based on topological safety entropy and an entropy gradient field[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2026, 21(3): 776-782.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202510010>

您可能感兴趣的其他文章

线性熵的系统故障熵模型及其时变研究

System fault entropy model and its time-varying based on linear entropy

智能系统学报. 2021, 16(6): 1136-1142 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202006034>

人工智能系统故障分析原理研究

Research on system fault analysis principle based on artificial intelligence system

智能系统学报. 2021, 16(4): 785-791 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202003046>

空间故障网络的柔性逻辑描述

Flexible logic description of space fault network

智能系统学报. 2021, 16(3): 552-559 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202003029>

系统故障因果关系分析的智能驱动方式研究

Intelligent analysis of system fault data and fault causal relationship

智能系统学报. 2021, 16(1): 92-97 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202003001>

少故障数据条件下SFEP最终事件发生概率分布确定方法

Determination method of target event occurrence probability in SFEP under the condition of less fault data

智能系统学报. 2020, 15(1): 136-143 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201911002>

基于关联熵系数的粗糙Vague集相似性度量方法

Measurement method of the similarity of rough vague sets based on relative entropy coefficient

智能系统学报. 2018, 13(4): 650-655 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706081>

DOI: 10.11992/tis.202510010

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20260323.1824.005>

拓扑安全熵和熵梯度场的系统故障演化方向研究

崔铁军^{1,2}, 王重鑫¹, 李莎莎^{1,2}

(1. 沈阳理工大学环境与化学工程学院, 辽宁 沈阳 110159; 2. 沈阳理工大学辽宁省安全工程产业学院, 辽宁 沈阳 110159)

摘要: 针对复杂系统故障演化路径无序性量化和主导故障类型判定问题, 提出一种基于拓扑安全熵与熵梯度场的系统故障演化方向分析模型。将系统抽象为节点-链接拓扑结构, 通过节点故障率权重与拓扑占比计算拓扑安全熵, 量化无序程度; 求解拓扑熵空间梯度与演化参数熵梯度, 基于梯度夹角判定故障演化的主导类型; 结合 Hessian 矩阵识别系统拓扑失稳临界点, 明确故障类型跃变阈值。给出了算法基本思想以及数学模型的推导过程。以风力发电机为实例验证, 结果表明: 系统拓扑安全熵 (2.2577 bit) 接近理论上限, 反映系统处于高风险无序状态; 演化方向角 (30.9°) 判定为电气元件失效趋向, 与控制器高权重 (0.6133)、高拓扑占比 (0.2224) 的结论一致; 临界参数为振动频率 55.4 Hz、温度 174.2 °C, 并作为故障类型跃变的阈值; 最后讨论了结果的物理意义。研究可为复杂系统故障预测与安全管控提供方法。

关键词: 复杂系统; 系统故障; 演化; 拓扑安全熵; 熵梯度场; 临界点识别; 演化方向; 空间故障网络; 故障预测
中图分类号: TP181; X913 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2026)03-0776-07

中文引用格式: 崔铁军, 王重鑫, 李莎莎. 拓扑安全熵和熵梯度场的系统故障演化方向研究 [J]. 智能系统学报, 2026, 21(3): 776-782.

英文引用格式: CUI Tiejun, WANG Chongxin, LI Shasha. System fault evolution direction based on topological safety entropy and an entropy gradient field[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2026, 21(3): 776-782.

System fault evolution direction based on topological safety entropy and an entropy gradient field

CUI Tiejun^{1,2}, WANG Chongxin¹, LI Shasha^{1,2}

(1. School of Environmental and Chemical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China; 2. Liaoning Safety Engineering Industry School, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

Abstract: To quantify the disorder of fault evolution paths and determine the dominant fault types in complex systems, a system fault evolution direction analysis model based on topological safety entropy and an entropy gradient field is proposed. The system is abstracted as a node-link topological structure, and the topological safety entropy is calculated through node failure rate weights and topological proportions to quantify the degree of disorder. The topological entropy space gradient and evolutionary parameter entropy gradient are solved, and the dominant type of fault evolution is determined based on the gradient angle. By combining this solution with the Hessian matrix, the critical point of system topology instability is identified, and the threshold for fault type jump is clarified. The basic idea of the algorithm and the derivation process of the mathematical model are given. A wind turbine is taken as an example for verification. The results show that the system's topological safety entropy (2.2577 bit) is near the theoretical upper limit, reflecting that the system is in a high-risk disordered state; the evolution direction angle (30.9°) tends to electrical component failure, which is consistent with the conclusions of the controller's high weight (0.6133) and high topological proportion (0.2224); the critical parameters are a vibration frequency of 55.4 Hz and a temperature of 174.2 °C, which serve as the threshold for fault type jump. Finally, the physical meaning of the results is discussed. This research provides methods for fault prediction and safety management of complex systems.

Keywords: complex system; system fault; evolution; topological safety entropy; entropy gradient field; critical point identification; evolution direction; space fault network; fault prediction

收稿日期: 2025-10-10. 网络出版日期: 2026-03-24.

基金项目: 辽宁省科技计划联合计划 (自然科学基金面上项目)(2025-MSLH-584); 辽宁省属本科高校基本科研业务费专项 (LJ212410144051, LJ212410144032).

通信作者: 崔铁军. E-mail: ctj.159@163.com.

©《智能系统学报》编辑部版权所有

复杂系统在长期运行过程中, 受内部元件老化、外部环境扰动及多因素耦合作用影响, 其故障演化呈现多路径、强耦合的特征。系统失效并非单一元件故障的直接结果, 而是多个节点通过拓扑连接形成的传播网络共同作用的结果。故障

可能沿预设路径扩散,也可能因局部拓扑重构产生新的传播过程。这种无序性和不确定性使得传统故障分析方法面临显著局限^[1-2]。

当前系统故障与失效研究领域存在两大挑战。一是故障路径的无序性难以量化,现有方法多聚焦单一故障链的因果关系,难以描述多节点联动导致的拓扑结构混乱程度,难以反映系统从有序运行到无序失效的动态过程。二是演化方向的主导类型难以判定,系统失效可分为元件级失效与系统级失效;二者的驱动机制与防控策略差异显著,亟需明确故障演化的主导类型以提高维护针对性^[3-4]。已有较多文献进行了研究,在故障态势感知与路径分析方面,有面向智能变电站的连锁故障态势感知^[5],交流故障下电压波动传导路径及对频率变化的影响分析^[6],多控制器故障时的路径可编程性恢复^[7],以及化工过程故障传播分析^[8]等;故障诊断与溯源方面,包括基于长元路径异构图神经网络的诊断方法^[9],大规模配电网故障快速溯源^[10],基于故障传播路径差异化的诊断方法^[11]等。但对于上述提出的问题,解决效果有限。

现有方法仅识别故障过程,难以量化拓扑混乱度,或依赖数据训练但难预判失效类型。拓扑安全熵与熵梯度场方法无需数据训练,可通过故障率权重与拓扑占比量化无序性,再借梯度夹角判定失效主导类型,实现风险量化与方向判定分析。现有理论中,安全结构理论为破解上述难题提供了哲学基础,其核心是将系统安全视为动态结构形态,揭示了故障从孕育到发生的本质是结构形态的异常演化^[12];同时,空间故障网络(space fault network, SFN)理论通过节点-链接的拓扑抽象,将复杂系统故障传播过程转化为可量化的网络模型,解决了多路径传播的结构化描述问题^[13];拓扑安全熵则融合信息熵与拓扑学,为系统故障路径的无序程度提供了定量化表征工具,实现了从定性描述到定量计算的突破^[14]。本文基于上述理论,构建适用于一般复杂系统的拓扑安全熵-熵梯度场关联模型,实现了拓扑混乱度量,将路径分散性转为可算的熵值;推动了态演化分析,借助熵值变化反映故障孕育过程;为熵梯度场提供基础,助力失稳临界点构建完整分析逻辑链,为复杂系统故障动态预测与安全管控提供理论框架与工程方法。

1 理论基础概述

1) 安全结构理论^[2,4,12]的核心是将安全视为活动与环境互动形成的动态结构形态,突破传统静

态视角,强调事故是结构形态异常演化的结果。通过构建环境与活动因素属性空间,揭示安全事件演化规律,已应用于矿山冲击地压防控、化工系统安全设计等领域。该理论为系统故障演化提供哲学基础,解释熵增过程,奠定拓扑安全熵模型的逻辑框架。

2) 空间故障网络^[1,3,13]旨在解决描述复杂系统多路径故障传播问题。其核心是用拓扑网络抽象故障演化,节点代表故障事件,传递概率量化传播强度,用于系统脆弱性分析,已应用于多个领域。该理论用于构建实例故障传播拓扑,为熵梯度计算提供结构化数据基础。

3) 拓扑安全熵:融合香农信息熵与拓扑学,核心是量化系统拓扑混乱程度以预判故障主导类型;熵值升高则无序度与失效风险增加,反之则系统趋向有序、安全性提升^[3,15-18]。该方法为故障演化分析提供新视角与量化手段,本文将将其作为关键指标评估系统故障演化各阶段安全性,分析系统从正常到故障的动态变化。

2 算法基本思想

基于空间故障网络理论,将系统抽象为节点与链接构成的拓扑结构,通过定义节点失效特性与传播能力构建量化模型。以节点故障率表征失效风险,传递概率描述故障扩散强度,结合拓扑安全熵量化故障路径无序度。利用拓扑熵梯度与演化参数熵梯度的空间关系判定故障演化方向;通过 Hessian 矩阵识别拓扑失稳临界点,实现系统故障动态预测。算法基本思路为:

1) 空间故障网络基础建模,定义节点集合与连接关系,明确节点属性(物理意义、失效模式)与连接特性(传递概率、拓扑权重)。

2) 节点与连接参数量化,基于失效数据计算节点故障率,通过传递概率定义节点拓扑距离,推导连接强度模型。

3) 拓扑安全熵计算,整合节点故障率权重与拓扑占比,量化故障路径无序度。

4) 熵梯度场求解,计算拓扑熵空间梯度与演化参数熵梯度,表征拓扑结构与外部参数的动态影响。

5) 演化方向与临界点判定,通过梯度夹角区分故障类型,利用 Hessian 矩阵行列式定位失稳阈值。

3 算法过程

3.1 空间故障网络基础定义

节点集合:系统中具有独立失效特性的最小

单元 (如部件、子系统), 记为 $N = \{n_1, n_2, \dots, n_I\}$, $n_i \in N, i = 1, 2, \dots, I$, 其中 I 为节点总数。每个节点 n_i 对应唯一物理实体并关联失效模式。

连接关系: 节点间的故障传播过程, 记为 l_{ij} , $n_i, n_j \in N, i \neq j$ 。链接 l_{ij} 的核心属性为传递概率 p_{ij} , 为故障从 n_i 传播至 n_j 的概率, $0 \leq p_{ij} \leq 1$, 满足 $p_{ij} \neq p_{ji}$, 传播具有方向性。

拓扑距离: 节点 n_i 与 n_j 的距离, 由传递概率倒数定义。传递概率越大, 拓扑距离越小越易传播, 记为 $d_{ij} = 1/p_{ij}$, $d_{ij} > 0$; $p_{ij} = 0$ 时 $d_{ij} \rightarrow \infty$, 表示无传播路径。

邻接矩阵: 描述网络拓扑的 $I \times I$ 矩阵, 元素 $A_{ij} = p_{ij}$, $A = [p_{ij}]_{I \times I}$, $A_{ii} = 0$, 表征节点间的直接传播概率。

3.2 相关参数定义

为实现算法的建立, 给出需要的参数定义, 如表 1 所示。

表 1 参数定义
Table 1 Parameter definitions

符号	意义
I	节点总数 ($i = 1, 2, \dots, I$)
n_i	第 i 个节点 (物理实体)
$p_{ij}/\%$	故障从 n_i 传播至 n_j 的传递概率 ($0 \leq p_{ij} \leq 1$)
d_{ij}	节点 n_i 与 n_j 的拓扑距离 ($d_{ij} = 1/p_{ij}$)
$\lambda_i(t)/h^{-1}$	节点 n_i 的故障率 (单位时间失效概率, 随时间变化)
ω_i	节点权重 ($\omega_i = \lambda_i(t) / \sum_{k=1}^I \lambda_k(t)$, 归一化故障率)
e_{ij}	连接强度 ($e_{ij} = p_{ij} \cdot \gamma_{ij}$, γ_{ij} 为物理连接系数)
γ_{ij}	物理连接系数 (机械连接 $\gamma = 0.8$, 电气连接 $\gamma = 0.9$)
E_i	节点 n_i 的拓扑占比 ($E_i = \sum_{j=1}^I e_{ij} / \sum_{k,l} e_{kl}$)
$H_{\text{topo}}/\text{bit}$	拓扑安全熵 (值域 $[0, \log_2 I]$, 表征故障路径无序度)
$\nabla H_{\text{topo}}/\text{bit}$	拓扑熵空间梯度 (三维向量, 反映拓扑无序度的空间变化率)
λ	演化参数 (振动频率 f , Hz; 温度 T , $^{\circ}\text{C}$)
$\nabla H_{\lambda}/(\text{bit}/\lambda)$ 的 单位)	演化参数熵梯度 ($\partial H_{\text{topo}} / \partial \lambda$)
θ	演化方向角 (梯度夹角, 判定故障类型)
H	Hessian 矩阵 (二阶偏导数矩阵, 用于临界点识别)

3.3 数学模型推导

步骤 1 节点故障率模型

节点 n_i 的故障率采用威布尔分布, 考虑浴盆曲线后期递增特性:

$$\lambda_i(t) = \frac{k_i}{t_{0i}} \left(\frac{t}{t_{0i}} \right)^{k_i-1} \quad (1)$$

式中: k_i 为形状参数 ($k_i > 1$ 表示故障率随时间递增); t_{0i} 为尺度参数 (特征寿命); t 为运行时间, h 。

故障率修正系数确定。节点初始故障率 $\lambda(t)$ 仅反映运行时间对失效风险的影响, 而复杂系统故障还受振动频率、温度等外部演化参数作用; 假设参数偏离基准值越大, 节点失效风险越高。引入故障率修正系数对初始故障率进行动态调整, 数学形式为

$$\eta_i(f) = 1 + k_f \cdot (f - f_0) \cdot S_i$$

式中: $\eta_i(f)$ 为第 i 个节点故障率修正系数; k_f 为影响系数; $f - f_0$ 为反映偏离程度; S_i 为节点因素的敏感系数, 由节点物理特性决定。修正后的节点故障率 λ_f 为初始故障率与修正系数的乘积, 即 $\lambda_f = \lambda(t) \cdot \eta_i(f)$ 。

步骤 2 连接强度与拓扑占比计算

1) 传递概率 p_{ij} : 基于历史故障数据拟合或数学模型分析。故障传播时间差指节点 n_i 发生失效后, 故障扩散至节点 n_j 导致 n_j 失效的平均时间间隔 Δt_{ij} 。例如: 统计 100 次叶片 (n_1) 失效案例, 记录每次叶片失效后齿轮箱 (n_2) 失效的时间, 取平均值得到 $\Delta t_{12} = 0.5 h$ 。传递概率为

$$p_{ij} = \exp(-\beta \cdot \Delta t_{ij}) \quad (2)$$

式中: $\beta = 0.01/h$ 为衰减系数, 时间差越大, 传递概率越小, 需通过历史故障数据拟合确定。

2) 连接强度 e_{ij} : 综合传递概率与物理连接类型, 数学模型为

$$e_{ij} = p_{ij} \cdot \gamma_{ij} \quad (3)$$

3) 拓扑占比 E_i : 节点 n_i 的连接强度总和占网络总强度的比例为

$$E_i = \sum_{j=1}^I e_{ij} / \sum_{k=1}^I \sum_{l=1}^I e_{kl} \quad (4)$$

步骤 3 拓扑安全熵计算

拓扑安全熵反映故障传播路径的无序程度, 数学模型为

$$H_{\text{topo}} = - \sum_{i=1}^I \omega_i \log_2 E_i \quad (5)$$

式中: ω_i 为归一化故障率, E_i 为拓扑占比。

物理意义为 H_{topo} 越大, 故障传播路径越分散 (无序), 系统结构因拓扑重构失效风险越高。

步骤 4 熵梯度场求解

1) 拓扑熵空间梯度: 基于节点拓扑坐标, 用有限差分法计算 x 方向梯度:

$$\frac{\partial H_{\text{topo}}}{\partial x} \approx \frac{H_{\text{topo}}(x + \Delta x) - H_{\text{topo}}(x - \Delta x)}{2\Delta x}$$

式中: Δx 为拓扑步长, 取平均拓扑距离的 1/10, 同理得到 y 、 z 方向分量, 构成 ∇H_{topo} 。

2) 演化参数熵梯度: 对演化参数 λ (所有因素), 利用复合函数求导, 数学模型为

$$\nabla H_{\lambda} = \frac{\partial H_{\text{topo}}}{\partial \lambda} = - \sum_{i=1}^l \omega_i \cdot \frac{1}{E_i \ln 2} \cdot \frac{\partial E_i}{\partial \lambda}$$

步骤 5 演化方向角与临界点判定

1) 演化方向角, 数学模型为

$$\theta = \arccos \left(\frac{\nabla H_{\text{topo}} \cdot \nabla H_{\lambda}}{\|\nabla H_{\text{topo}}\| \cdot \|\nabla H_{\lambda}\|} \right) \quad (6)$$

判据: $\theta \in [0, \pi/4) \rightarrow$ 基本元件失效, 如电气元件失效, 是参数主导的失效; $\theta \in [\pi/4, \pi/2) \rightarrow$ 系统失效, 是元件间作用失效, 为拓扑重构主导。

2) 临界点识别, 通过 Hessian 矩阵行列式为零求解, 得到的参数值为失稳阈值, 数学模型为

$$\det(\mathbf{H}) = \frac{\partial^2 \mathbf{H}}{\partial f^2} \cdot \frac{\partial^2 \mathbf{H}}{\partial T^2} - \left(\frac{\partial^2 \mathbf{H}}{\partial f \partial T} \right)^2 = 0 \quad (7)$$

基于故障类型的物理分类需求和降维的工程

意义, 需要对故障种类进行降维。如风力发电机系统故障可分为机械失效、电气失效及综合失效。前文强调故障演化方向需区分参数主导和拓扑重构主导。降维投影将高维梯度信息压缩为具有明确物理意义的故障类型指标, 便于通过演化方向角 θ 判定故障主导类型; 同时, 需要与拓扑熵梯度向量维度保证一致, 从而计算演化方向角 θ 。若不降维, 将模型拓展为多维向量空间, 但计算量会指数增加。

4 实例分析

实例以某风力发电机为研究对象。机组累计运行时间 1000 h, 基准振动频率 f_0 为 25 Hz。当前运行振动频率 f 为 40 Hz。设定 5 个核心节点, 包括叶片、齿轮箱、发电机、控制器、塔架, 对振动频率的敏感程度为 0.4、0.5、0.3、0.1、0.2。这些节点信息如表 2 所示, 覆盖能量捕获、传动、发电、控制及支撑系统。

表 2 核心节点信息

Table 2 Core node information

节点编号	物理实体	核心功能	主要失效风险
n_1	叶片	风能 \rightarrow 机械能转换	前缘疲劳裂纹、雷击损伤
n_2	齿轮箱	增速传动	齿面磨损、轴承过热
n_3	双馈发电机	机械能 \rightarrow 电能转换	定子绕组绝缘老化、转子失衡
n_4	主控制器	功率调节与状态监测	电压波动、程序逻辑错误
n_5	混凝土塔架	整机支撑与载荷传导	法兰螺栓松动、基础沉降

传递概率与拓扑距离计算中, 传递概率矩阵 \mathbf{p} 基于故障数据拟合获得 (式 (2)), 反映节点间故障传播可能性, 对角元素设为 0.01 (避免 0 值):

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.6 & 0.5 & 0.6 & 0.5 \\ 0.5 & 0.01 & 0.7 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.7 & 0.01 & 0.8 & 0.5 \\ 0.6 & 0.5 & 0.8 & 0.01 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.01 \end{bmatrix} \quad (8)$$

拓扑距离按传递概率倒数计算。威布尔分布参数与故障率计算中, 节点故障率采用式 (1) 计算, 节点参数数据如表 3 所示。

表 3 节点参数数据

Table 3 Node parameter data

节点	形状参数 k	特征寿命 t_0 /h	1000 h 时故障率 λ (10^{-6} /h)
n_1	2.5	10000	7.91
n_2	2.8	8000	8.29
n_3	2.8	12000	2.66
n_4	2.2	6000	42.71
n_5	2.2	15000	5.69

节点权重与连接强度计算中, 基于故障率归一化计算, 并含 5% 冗余修正, 避免单一节点故障

率异常导致权重分配极端化, 得到节点权重为 $\omega_1 = 0.1217$ 、 $\omega_2 = 0.1271$ 、 $\omega_3 = 0.0476$ 、 $\omega_4 = 0.6133$ 、 $\omega_5 = 0.0904$ 。设定物理连接系数, 机械连接: $\gamma_{12} = \gamma_{21} = 0.8$ (叶片-齿轮箱), $\gamma_{52} = \gamma_{25} = 0.8$ (齿轮箱-塔架); 电气连接: $\gamma_{34} = \gamma_{43} = 0.95$ (发电机-控制器); 混合连接: $\gamma_{32} = \gamma_{23} = 0.85$ (齿轮箱-发电机)。根据式 (3) 计算连接强度:

$$\mathbf{e} = \begin{bmatrix} 0.0100 & 0.4800 & 0.5000 & 0.6000 & 0.5000 \\ 0.4000 & 0.0100 & 0.5950 & 0.5000 & 0.4000 \\ 0.5000 & 0.5950 & 0.0100 & 0.7600 & 0.5000 \\ 0.6000 & 0.5000 & 0.7600 & 0.0100 & 0.5000 \\ 0.5000 & 0.4000 & 0.5000 & 0.5000 & 0.0100 \end{bmatrix} \quad (9)$$

总连接强度为 10.64, 拓扑占比按节点连接强度总和占比计算 (式 (4)), 设下限为平均占比的 90%, 最终归一化结果

$$\mathbf{E} = [0.1961 \quad 0.1797 \quad 0.2220 \quad 0.2224 \quad 0.1797]$$

拓扑安全熵与演化方向计算中, 根据式 (5) 计算拓扑安全熵 $H_{\text{topo}} = 2.2577$ bit。基于拓扑熵梯度 $\nabla H_{\text{topo}} = [0.0196 \quad 0.0006 \quad 0.0003]$ 与演化参数熵梯度 $\nabla H_{\lambda} = [0.0031 \quad 0.0008 \quad 0.0018]$, 代入式 (6)

得演化方向角度为 $\theta = 0.5400 \text{ rad}$ (30.9°), 属于 $[0, \pi/4]$ 区间, 判定为电气元件失效趋向 (控制器主导)。拓扑安全熵验证, 拓扑安全熵值 $2.2577 \in [0, 2.3219]$, 验证通过。

计算临界阈值得到振动频率 55.4 Hz、温度 174.2℃。验证结果为拓扑安全熵在理论区间内, 故障类型判定逻辑自洽, 模型参数通过一致性检验。说明该机组在 1000 h 运行状态下, 故障演化

受电气参数主导, 需重点监控控制器的电气稳定性; 当振动频率超 55.4 Hz 或温度超 174.2℃ 时, 故障类型将转为机械 (系统级) 失效 (齿轮箱-叶片路径)。

以所提模型的独特功能为对比维度, 现有方法均难以同时实现这些功能。主要原因在于各种方法所需的基础数据结构不同, 以及各方法得到的结果不同。针对所提模型的特点, 与已有文献中的方法进行功能对比, 如表 4 所示。

表 4 与已有文献中方法的功能对比
Table 4 Compares the functions with those of the methods in existing literature

本模型核心优点(对比维度)	本文模型	异构图神经网络 ^[8,19-20]	故障快速溯源 ^[9]	路径差异化诊断 ^[11-21]	连锁故障态势感知 ^[5,22-23]	化工故障传播分析 ^[10,24]
1. 量化故障路径无序度(定量化拓扑混乱程度)	√	×	×	×	×	×
2. 判定故障演化主导类型(元件级/系统级)	√	×	×	×	×	×
3. 识别故障类型跃变临界点(临界参数阈值)	√	×	×	×	×	×
4. 无需大量标注数据(基于物理属性构建解析模型)	√	×	√	×	√	√
5. 故障超前预警(基于熵增趋势预判风险)	√	×	×	×	√	×

注: “√”表示满足功能, “×”表示不满足或仅部分满足。

现有方法仅能实现故障诊断/溯源/路径识别单一功能, 无法定量化无序性、判定演化主导类型及识别临界点, 且部分方法依赖大量标注数据; 所提模型是能实现无序度量、主导类型判定、临界点识别、超前预警的方法, 且无需数据训练, 适合复杂系统工程场景。

5 讨论结果的物理意义

1) 节点权重的物理意义

节点权重是归一化的故障率, 反映各节点失效风险的相对重要性。结果中, 控制器权重最高 (0.6133), 表明在当前 1000 h 运行状态下, 控制器的失效风险显著高于其他节点, 是系统最薄弱的环节。这与控制器作为电气部件, 易受电压波动、程序故障影响的特性一致。齿轮箱、叶片权重次之, 反映机械部件的磨损风险; 塔架、发电机权重较低, 说明其当前失效风险较低。

2) 拓扑占比的物理意义

拓扑占比是节点链接强度总和占网络总强度的比例, 反映节点在故障传播路径中的结构重要性。发电机和控制器的拓扑占比最高, 表明二者在故障传播网络中处于核心位置, 故障更易通过这两个节点扩散。叶片、齿轮箱、塔架占比相近, 说明机械传动的故障传播路径相对均衡。

3) 拓扑安全熵的物理意义

拓扑安全熵量化故障路径的无序度。当前值接近上限, 表明系统故障传播路径高度分散、无

序性强, 故障可能通过多条路径扩散, 增加了故障防控的难度。根据文献 [3], 熵值接近上限意味着系统处于高风险无序状态, 需重点监控核心节点的状态变化。

4) 拓扑熵梯度的物理意义

拓扑熵梯度表征拓扑安全熵随系统拓扑结构变化的速率。结果中梯度均为正值, 表明随着系统拓扑结构的自然演化, 故障路径的无序度正在增加, 即系统正朝着更混乱、更易失效的方向发展。第一个维度梯度值最大, 对应控制器与发电机的连接维度, 说明该路径的无序度增长最快。

5) 演化参数熵梯度的物理意义

演化参数熵梯度表征拓扑安全熵随振动频率变化的速率。结果中梯度均为正值, 表明当前振动频率的升高加剧了故障路径的无序性, 即振动频率越高, 系统失效风险上升越快。这与机械部件对振动敏感的特性一致, 振动加剧加速磨损, 扩大故障传播范围。

6) 演化方向角的物理意义

演化方向角是拓扑熵梯度与演化参数熵梯度的夹角, 用于判定故障类型。实例属于电气失效趋向。物理意义为当前故障演化主要受电气参数驱动, 而非机械结构重构, 与控制器的权重和高拓扑占比的结论一致。

7) 临界参数与验证结果的意义

临界参数是系统结构失稳的阈值。当前频率 40 Hz 低于 55.4 Hz, 但需警惕故障类型从电气

失效向机械失效跃变的风险。拓扑安全熵验证通过,表明计算结果符合理论值域,模型逻辑自治,可用于实际故障预测。

综上,当前系统处于高风险无序状态,控制器是核心风险点,故障演化以电气失效为主,但需关注振动频率超临界值可能引发的故障类型跃变。

6 结束语

1) 构建了基于拓扑安全熵的故障路径无序度量方法。融合香农信息熵与空间故障网络理论,将系统抽象为节点-连接的拓扑结构,通过节点故障率权重与拓扑占比计算拓扑安全熵,实现了故障传播路径无序程度的量化表征。路径混乱度量,为复杂系统故障风险评估提供了从定性描述到定量计算的工具。

2) 建立了熵梯度场驱动的故障演化方向判定模型。通过有限差分法求解拓扑熵空间梯度,结合复合函数求导获得演化参数熵梯度,利用梯度夹角实现故障类型的区分,包括元件级失效和系统级失效。模型解决了多因素耦合下故障演化主导类型识别问题,形成了熵值量化、梯度求解、方向判定的分析过程。给出了算法的基本思想以及数学模型的推导过程。

3) 验证了模型的工程场景有效性与适用性。计算得到拓扑安全熵接近理论上限,表明系统处于高风险无序状态;演化方向角判定为电气(元件)失效趋向;识别出临界参数作为故障类型跃变的阈值。结果表明模型可捕捉故障演化规律,为设备运维提供量化依据。模型不足在于:依赖节点故障率等参数的准确性,拟合误差影响结果;大规模节点场景下计算复杂度上升,实时性差;对极端环境下多参数耦合影响的考虑不足等,将在后续研究完善。

未来可将拓扑安全熵-熵梯度场模型嵌入故障诊断智能系统。一是开发参数自适应模块,实时校准故障率、传递概率;二是结合边缘计算,优化大规模节点下熵梯度求解效率,提升诊断能力;三是联动预警模块,将临界参数转化为可视化阈值,实现超前警告。构建跨行业通用诊断框架,推动智能系统从事后诊断向事前预测升级。

参考文献:

- [1] 崔铁军. 空间故障网络理论与系统故障演化过程研究[J]. *安全与环境学报*, 2020(4): 1255-1262.
CUI Tiejun. Profound trace and exploration into the space fault network theory and the system fault evolution process[J]. *Journal of safety and environment*, 2020(4): 1255-1262.
- [2] 金智新, 王延生, 邓存宝, 等. 广义安全结构理论研究[J]. *中国安全科学学报*, 2017, 27(5): 41-46.
JIN Zhixin, WANG Yansheng, DENG Cunbao, et al. Research on generalized safety structure theory[J]. *China safety science journal*, 2017, 27(5): 41-46.
- [3] 崔铁军, 李莎莎. 系统故障演化过程熵及其受逻辑关系的影响研究[J]. *智能系统学报*, 2024, 19(3): 749-756.
CUI Tiejun, LI Shasha. Study on entropy of system fault evolution process and its influence on logical relationships[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2024, 19(3): 749-756.
- [4] 郭力萌, 金智新, 王延生, 等. 基于安全结构理论的系统外部扰动演化规律研究[J]. *中国安全生产科学技术*, 2022, 18(5): 60-65.
GUO Limeng, JIN Zhixin, WANG Yansheng, et al. Study on evolution law of system external disturbance based on safety structure theory[J]. *Journal of safety science and technology*, 2022, 18(5): 60-65.
- [5] 朱峻永, 杨东赞, 王昕, 等. 面向智能变电站运维的连锁故障态势感知研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(16): 136-146.
ZHU Junyong, YANG Dongzan, WANG Xin, et al. Research on cascading failure situation awareness for smart substation operation and maintenance[J]. *Power system protection and control*, 2025, 53(16): 136-146.
- [6] 刘万, 尹纯亚, 李凤婷, 等. 交流故障下光储弱电网电压波动传导路径及对频率变化影响分析[J]. *电网与清洁能源*, 2025, 41(7): 107-115, 121.
LIU Wan, YIN Chunya, LI Fengting, et al. An analysis of voltage fluctuation conduction paths and impacts on frequency change of photovoltaic-energy storage-weak grids under AC faults[J]. *Power system and clean energy*, 2025, 41(7): 107-115, 121.
- [7] 王坤, 陈良银, 胥林, 等. 软件定义广域网中多控制器故障下的路径可编程性恢复方法[J]. *四川大学学报(自然科学版)*, 2025, 62(4): 838-846.
WANG Kun, CHEN Liangyin, XU Lin, et al. Path programmability recovery under multiple controller failures in software-defined WAN[J]. *Journal of Sichuan University (natural science edition)*, 2025, 62(4): 838-846.
- [8] 程志鹏, 张斌, 陈郑淦哲, 等. 基于长元路径异构图神经网络的故障诊断方法[J/OL]. *控制理论与应用*: 1-9 [2025-09-10]. <https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20250424.1615.062>.
CHENG Zhipeng, ZHANG Bin, CHEN Zhengganze, et al. Fault diagnosis method based on long meta-path heterogeneous graph neural network [J/OL]. *Control theory & applications*: 1-9 [2025-09-10]. <https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20250424.1615.062>.
- [9] 张煜佳, 袁野, 周苏洋, 等. 基于动态图投影的大规模复杂配电网故障快速溯源方法[J]. *电力系统自动化*, 2025, 49(13): 177-186.
ZHANG Yujia, YUAN Ye, ZHOU Suyang, et al. Fast

- fault back-tracing method for large-scale complex distribution networks based on dynamic graph projection[J]. *Automation of electric power systems*, 2025, 49(13): 177–186.
- [10] 钱小毅, 王利鑫, 姜兴宇, 等. 基于交互监测与连通性模型的化工过程故障传播分析[J/OL]. *化工学报*: 1–14 [2025–09–10]. <https://link.cnki.net/urlid/11.1946.TQ.20250313.1152.002>.
- QIAN Xiaoyi, WANG Lixin, JIANG Xingyu, et al. Fault propagation analysis of chemical process based on interactive monitoring and connectivity model [J/OL]. *CIESC journal*: 1–14[2025–09–10]. <https://link.cnki.net/urlid/11.1946.TQ.20250313.1152.002>.
- [11] 谭帅, 王一帆, 姜庆超, 等. 基于不同故障传播路径差异化的故障诊断方法[J]. *自动化学报*, 2025(1): 161–173.
- TAN Shuai, WANG Yifan, JIANG Qingchao, et al. Fault propagation path-aware network: a fault diagnosis method[J]. *Acta automatica sinica*, 2025(1): 161–173.
- [12] 金智新, 王延生, 邓存宝. 基于安全结构理论的安全事件内涵数学表达[J]. *中国安全科学学报*, 2017, 27(10): 38–43.
- JIN Zhixin, WANG Yansheng, DENG Cunbao. Intension expressing of safety events based on safety structure theory[J]. *China safety science journal*, 2017, 27(10): 38–43.
- [13] 崔铁军, 李莎莎. 空间故障网络的柔性逻辑描述[J]. *智能系统学报*, 2021, 16(3): 552–559.
- CUI Tiejun, LI Shasha. Flexible logic description of space fault network[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2021, 16(3): 552–559.
- [14] 李洪兴, 汪培庄. 概念在因素空间中的落影表现[J]. *烟台大学学报(自然科学与工程版)*, 1994(2): 15–22.
- LI Hongxing, WANG Peizhuang. Falling shadow representation of fuzzy concepts on factor spaces[J]. *Journal of Yantai University (natural science and engineering edition)*, 1994(2): 15–22.
- [15] ZHU Bin, WANG Xian. A cover-based framework for topological complexity in hyperspace dynamical systems[J]. *Communications in nonlinear science and numerical simulation*, 2026, 159: 109887.
- [16] FLORENTINO M. Relation between Filippov systems with zero topological entropy and Li–Yorke chaos[J]. *Chaos, solitons & fractals*, 2026, 207: 118067.
- [17] LUPATINI P, CARVALHO SILVA F, VARÃO R. Entropy for compact operators and results on entropy and specification[J]. *Monatshefte für mathematik*, 2026, 209(3): 497–511.
- [18] HALDER S, KIM C M, PERIWAL V. Topological entropy correlates with the predictive power of multiplexed ensemble reservoir computing[EB/OL]. (2026–02–07)[2026–03–01]. <https://10.64898/2026.02.04.703839>.
- [19] TIAN Ruoyao, SUN Haorui, MEI Biao, et al. A heterogeneous graph neural network with spatial–temporal and operating condition-aware message passing mechanism for RUL prediction of aero-engines[J]. *Advanced engineering informatics*, 2026, 73: 104507.
- [20] LIANG Xiucheng, YAP W, BILJECKI F. Heterogeneous graph neural networks for building attribute prediction from hierarchical urban features and cross-view imagery [J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2026, 234: 185–204.
- [21] PENG Jiangliang, LI Zhiyi, YANG Lianmei, et al. Dynamic diagnosis of an extreme precipitation event over the southern slope of Tianshan Mountains using multi-source observations[J]. *Remote sensing*, 2025, 17(9): 1521.
- [22] 李智. 智能变电站二次设备的 GRU 故障定位与连锁故障态势感知方法[D]. 成都: 西南交通大学, 2023.
- LI Zhi. Method on fault location of secondary equipment in smart substation based on GRU and situation awareness of cascading failure[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2023.
- [23] ERPYLEVA V, BALASHOV Y. Use of automated tools for analyzing the propagation of failures in aircraft system[J]. *E3S web of conferences*, 2023, 402: 02005.
- [24] AMIN M T. An integrated methodology for fault detection, root cause diagnosis, and propagation pathway analysis in chemical process systems[J]. *Cleaner engineering and technology*, 2021, 4: 100187.

作者简介:



崔铁军, 教授, 博士生导师, 博士, 博士后, 北京大学访问学者, 主要研究方向为系统安全学、智能理论、系统故障演化理论。获辽宁青年科技奖、辽宁省优秀科技工作者等; 以第一完成人获省部级及学会科技进步奖一等奖 2 项、二等奖 2 项、三等奖 5 项。出版学术专著 10 部; 主持和参与国家自然科学基金项目、国家重点研发计划项目等 8 项。获发明专利授权 30 项。E-mail: ctj.159@163.com。



王重鑫, 硕士研究生, 主要研究方向为安全科学与工程、风险评价。获全国大学生数字媒体科技作品及创意竞赛等国家级竞赛奖 4 项, 省级竞赛奖 20 余项; 获校级奖学金和省级优秀毕业生、三好学生等荣誉称号; 以第一完成人完成大学生创新创业校级项目 1 项。E-mail: 3387747915@qq.com。



李莎莎, 副教授, 博士, 博士后, 清华大学访问学者; 中国人工智能学会终身会员, 国家自然科学基金项目评审专家, 主要研究方向为系统可靠性、安全管理理论。获省部级科技进步奖 10 项; 出版学术专著 6 部; 主持和参与国家自然科学基金项目、国家重点研发计划项目等 4 项。获发明专利授权 17 项。E-mail: lsslntu@163.com。